



Munich Personal RePEc Archive

# **What future of the Tunisian dinar against the euro? Prediction with the ARIMA model**

GRITLI, Mohamed Ilyes

Université de Tunis El Manar, Faculté des Sciences Economiques et  
de Gestion de Tunis, Université de Pau et des Pays de l'Adour  
(UPPA), CATT, 64016 Pau, France

15 January 2018

Online at <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/83937/>

MPRA Paper No. 83937, posted 15 Jan 2018 14:20 UTC

# Quel avenir du dinar tunisien face à l'euro ? Préviation avec le modèle ARIMA

MOHAMED ILYES GRITLI

Université de Tunis El Manar, Faculté des Sciences Economiques et de Gestion de Tunis,  
Laboratoire d'Intégration Économique Internationale, 2092 Tunis, Tunisie  
Université de Pau et des Pays de l'Adour (UPPA), CATT, 64016 Pau, France  
mohamed-ilyes.gritli@univ-pau.fr

**Résumé:** L'Union européenne absorbe près de 75% des exportations tunisiennes et représente environ 50% des importations tunisiennes, ce qui explique le poids important de l'euro dans le panier d'ancrage du dinar tunisien. Ainsi, l'objet de cet article consiste à prédire les fluctuations du taux de change EUR/DNT à court terme, en utilisant le modèle ARIMA (0,1,1). Les résultats montrent qu'une unité d'euro sera échangée contre 3.05126 dinars (modèle sans rupture) et contre 3.22409 dinars (modèle avec rupture), pour le mois d'octobre 2018. Cela suggère que le degré de dépréciation du dinar va dépendre de la politique menée par la Banque Centrale de Tunisie.

**Summary:** The European Union absorbs nearly 75% of Tunisian exports and represents about 50% of Tunisian imports, which explains the important weight of the euro in the Tunisian dinar anchor basket. Thus, the purpose of this article is to predict short-term exchange rate fluctuations EUR/TND, using the ARIMA model (0,1,1). The results show that a unit of euro will be exchanged for 3.05126 dinars (model without break) and for 3.22409 dinars (model with rupture), by October 2018. This suggests that the degree of depreciation of the dinar will depend on the policy pursued by the Central Bank of Tunisia.

Mots clés : EUR, DNT, taux de change, prévision, ARIMA  
JEL Classifications : C32, C53, F31

## 1. Introduction

Le régime de change en Tunisie est un régime de flottement géré avec un mode d'intervention discrétionnaire (Charfi, 2009). Autrement dit, il s'agit d'un régime de gestion qui permet à la Banque Centrale de Tunisie (BCT) de stabiliser le taux de change réel effectif. Ce mode opérationnel est basé sur un ancrage sous forme d'indexation selon un panier de devises. Les principales devises qui forment ce panier sont l'euro et le dollar américain. Nommions, depuis ces dernières années, les autorités monétaires ont opté pour une plus grande flexibilité à la formation du cours du dinar, en se dirigeant davantage vers le marché interbancaire, de telle façon que la valeur de la monnaie soit déterminée par le jeu de l'offre et de la demande. Ce changement de la politique monétaire a contribué, en partie, à la dépréciation du taux de change nominal du dinar tunisien par rapport à la monnaie de l'Union Européenne, évoquant ainsi un sujet économique très intéressant au regard des polémiques nombreuses que cela peut engendrer. Dans ce cadre, la question qui se pose est la suivante : le dinar continuera-t-il de chuter face à l'euro? Pour répondre à cette question, nous allons opter pour une modélisation de type ARIMA (Auto-Regressive Integrated Moving Average).

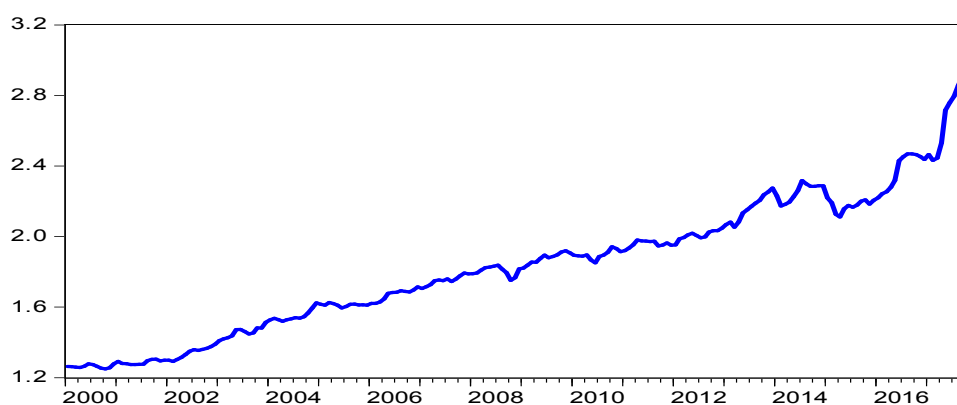
La différenciation et la transformation logarithmique permettent de stationnariser les séries chronologiques (Mills et Markellos, 2008 ; Lasheras et al, 2015). De plus, à l'aide de fonctions d'autocorrélation et de fonctions d'autocorrélation partielle, la nature stochastique de la série temporelle peut être approximativement modélisée. Ainsi, les informations telles que la tendance, les variations aléatoires, la composante périodique, les modèles cycliques et la corrélation sérielle peuvent être détectées (Ruby-Figueroa et al, 2017). En conséquence, les prévisions de valeurs futures de la série, avec un degré de précision satisfaisant, peuvent être facilement obtenues. En effet, les modèles ARIMA sont relativement plus robustes et plus efficaces que les modèles structurels plus complexes, à des horizons de prévision de court terme (Adebiyi et al, 2014). Dans ce même ordre d'idée, en comparant les performances de prévisions de l'indice boursier coréen, Lee et al (2007) trouvent que les modèles autorégressifs de marche aléatoire donnent généralement des meilleurs résultats que ceux obtenus par le réseau de neurones l'ANN (Artificial Neural Network).

La suite de l'article sera organisée comme suit. La section 2 exposera les données employées. La section 3 traitera la méthodologie utilisée dans la modélisation et la prévision des séries chronologiques. Les résultats du travail empirique seront exposés et commentés dans la section 4. La dernière section conclura ce travail.

## 2. Données

La faible compétitivité de l'économie tunisienne, ainsi que les retombées négatives de la Révolution tunisienne de 2011<sup>1</sup> ont causé la détérioration du dinar. En effet, la révolution tunisienne a engendré plusieurs perturbations sociales, ce qui a conduit à une baisse de la production du phosphate qui est passée de 706450 tonnes en décembre 2010 à 369921 tonnes en juin 2017, soit une baisse de près de moitié (Ministère de l'Industrie, de l'Energie et des Mines). De plus, les attentats terroristes<sup>2</sup> ont réduit considérablement le nombre de visiteurs européens, ce qui a engendré une dégradation de la rentabilité du secteur touristique tunisien. Le graphique ci-dessous<sup>3</sup>, nous montre l'évolution du taux de change nominal de l'euro par rapport au dinar tunisien (Exchange). Ce dernier a connu une dépréciation de 52% entre décembre 2010 et octobre 2017.

**Graphique 1. Exchange**



Source : Banque Centrale de Tunisie (BCT)

**Tableau 1. Résultats des tests ADF et PP**

	ADF test		PP test	
Variables au niveau	Constante	Constante et tendance	Constante	Constante et tendance
Exchange	0.5543	-2.3028	0.9467	-1.5405
en différence première	Constante	Constante et tendance	Constante	Constante et tendance
Exchange	-10.0121*	-10.0547*	-9.8872*	-9.888813*

Notes : la variable Exchange est transformée en logarithme naturel. Le nombre de retard optimal est sélectionné automatiquement, en utilisant «Schwarz information criteria» pour le test ADF. Le nombre de retards pour le test de Phillips-Perron est déterminé avec l'approche de Bartlett kernel. \* Indique le rejet de l'hypothèse nulle au seuil de 5%. Les valeurs critiques utilisées sont celles de [Mackinnon \(1996\)](#).

<sup>1</sup> Le 14 janvier 2011, l'ex-président Ben Ali a quitté le pouvoir après un mois de manifestations et de violents affrontements qui se sont soldés par plus de 200 décès. La révolution a débuté par une protestation sociale contre le chômage et l'injustice sociale.

<sup>2</sup> L'attentat de Sousse le 26 juin 2015 et L'attaque du musée du Bardo le 18 mars 2015.

<sup>3</sup> Les données utilisées de la série s'étalent de janvier 2000 jusqu'à octobre 2017, soit 214 observations.

La première étape dans l'étude des séries temporelles est d'étudier la stationnarité. Pour cela, nous allons appliquer le test de Dickey et Fuller augmenté (Deckey et Fuller ,1979) et le test de Phillips et Perron (1988) (PP). Comme indiqué dans le tableau 1, les résultats suggèrent que la variable Exchange est stationnaire en différence première.

### 3. Méthodologie

Nous avons décidé d'utiliser le modèle ARIMA<sup>4</sup> qui permet de prédire l'évolution future d'un phénomène. En effet, cette méthode permet de déterminer chaque valeur de la série en fonction des valeurs et des erreurs passées. Le modèle générale s'écrit comme suit :

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \dots + \beta_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \zeta_1 \varepsilon_{t-1} + \zeta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \zeta_q \varepsilon_{t-q} \quad (1)$$

Avec  $y_t$  est la valeur actuelle de la variable,  $\varepsilon_t$  est l'erreur aléatoire à l'instant t, p et q sont les nombres qui désignent les termes AR (autoregressive) et MA (moving average), respectivement.

**Tableau 2. La sélection du modèle ARIMA**

Modèle	AIC	BIC	Modèle	AIC	BIC
<b>(0,1,1)</b>	<b>-6.251925*</b>	<b>-6.204739*</b>	(1,1,3)	-6.228285	-6.133912
(2,1,0)	-6.244552	-6.181637	(2,1,2)	-6.228135	-6.133762
(0,1,2)	-6.243851	-6.180936	(0,1,4)	-6.227336	-6.132963
(1,1,1)	-6.243627	-6.180711	(4,1,0)	-6.226308	-6.131935
(3,1,4)	-6.237294	-6.095734	(3,1,1)	-6.226250	-6.131876
(0,1,3)	-6.236566	-6.157922	(4,1,3)	-6.224273	-6.082713
(4,1,2)	-6.236542	-6.110711	(4,1,4)	-6.222048	-6.064759
(3,1,0)	-6.235589	-6.156944	(2,1,3)	-6.219310	-6.109208
(2,1,1)	-6.235569	-6.156924	(1,1,4)	-6.219108	-6.109006
(1,1,2)	-6.235551	-6.156907	(3,1,2)	-6.218795	-6.108693
(1,1,0)	-6.235253	-6.188066	(3,1,3)	-6.210006	-6.084175

Par ailleurs, Ramos et al (2015), et de Oliveira Neves et al (2017) suggèrent que le critère d'information Akaike (AIC) (Akaike, 1973) est le test les plus couramment utilisé pour sélectionner le meilleur modèle ARIMA (p,d,q). Toutefois, Sen et al (2016) soulignent que le critère Bayésien de Schwarz (SBC) (Schwarz et al, 1978) peut être considéré comme supérieur à l'AIC puisqu'il sélectionne toujours un modèle parcimonieux. Par conséquent, nous utilisons les deux critères AIC et SBC afin de déterminer notre modèle. Sachant que le nombre de différences non saisonnières  $d = 1$ , le tableau 2 identifie ARIMA (0,1,1) comme le meilleur modèle qui permet de minimiser les valeurs AIC et BIC.

<sup>4</sup> Cette catégorie de modèles a été popularisée et formalisée par Box et Jenkins (1976).

Pour vérifier la robustesse du modèle choisi, il faut s'assurer que le terme d'erreur du modèle ARIMA sélectionné est un bruit blanc. Cela est le cas notamment lorsque nous utilisons le test de [Box et Ljung \(1978\)](#) des résidus<sup>5</sup> (cf. tableau 3). La statistique Q s'écrit comme suit :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^h \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-K}; \text{ Avec } n = \text{le nombre d'observations, } h = \text{nombre de retards,}$$

et  $\hat{\rho} = \text{autocorrélation empirique d'ordre } K$ .

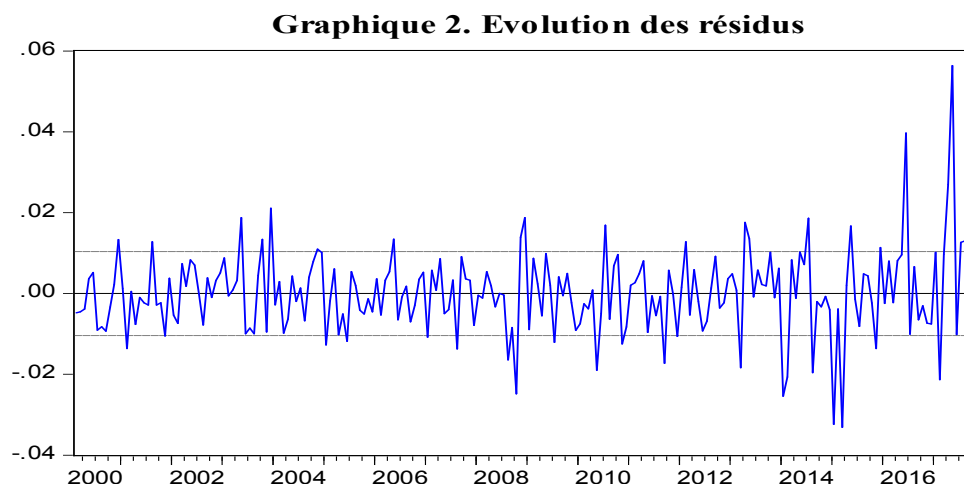
**Tableau 3. La statistique Q de Box et Ljung des résidus**

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.015	0.015	0.0498
		2	0.014	0.014	0.0930
		3	-0.041	-0.042	0.4624
		4	0.020	0.022	0.5542
		5	-0.055	-0.055	1.2265
		6	-0.093	-0.094	3.1343
		7	0.017	0.024	3.2018
		8	-0.069	-0.073	4.2644
		9	-0.005	-0.009	4.2697
		10	0.041	0.047	4.6519
		11	0.150	0.134	9.7676
		12	0.019	0.011	9.8479
		13	0.059	0.059	10.653
		14	0.048	0.045	11.192
		15	-0.057	-0.062	11.946
		16	-0.099	-0.082	14.246
		17	-0.012	0.016	14.281
		18	-0.051	-0.053	14.886
		19	0.120	0.157	18.258
		20	-0.008	0.000	18.272
		21	-0.035	-0.070	18.566
		22	-0.026	-0.041	18.732
		23	0.018	-0.005	18.815
		24	0.013	-0.027	18.854
		25	-0.003	0.015	18.856
		26	-0.084	-0.085	20.578
		27	-0.049	-0.021	21.159
		28	-0.092	-0.086	23.236
		29	-0.062	-0.055	24.187
		30	-0.026	-0.068	24.350
		31	-0.041	-0.057	24.780
		32	-0.022	-0.045	24.908
		33	-0.030	-0.051	25.136
		34	0.068	0.054	26.335
		35	0.007	0.029	26.346
		36	0.079	0.059	27.974

De plus, la série de résidus (Cf. graphique 2) est stationnaire et fluctue autour d'une moyenne constante nulle. En outre, pour confirmer que le processus résiduel est stationnaire en variance, nous allons appliquer le test ARCH (hétéroscédasticité conditionnelle autorégressive) d'[Engle \(1982\)](#). Parallèlement, le test de [Ramsey \(1969\)](#) est employé afin de vérifier s'il existe des variables manquantes ou un problème de formes fonctionnelles dans notre modèle. Le nombre de retards de ces tests est déterminé à partir de corrélogramme des

<sup>5</sup> La statistique ne doit pas être significative pour que l'hypothèse du bruit blanc puisse être conservée pour la série des résidus.

résidus au carré du modèle ARIMA (0,1,1). Ainsi, compte tenu du critère de parcimonie, un nombre de retards égal à trois est sélectionné<sup>6</sup>. Le tableau 4 confirme l'absence d'hétéroscédasticité des erreurs, sans oublier aussi que la forme fonctionnelle de nos spécifications est correcte. Ainsi, le processus ARIMA représente la méthode la plus appropriée pour la prévision de la série Exchange. En effet, si le processus n'est pas stationnaire en variance, le processus (G)ARCH sera la méthode la plus adaptée pour tenir compte de la volatilité et le caractère non linéaire du modèle.



**Tableau 4. Tests de diagnostic**

Test ARCH d'hétéroscédasticité	1.757111 (0.1565)
Test de Ramsey	1.265828 (0.2871)

Notes : Les valeurs entre (.) sont les p-values.

Comme mentionné par [Putro et al \(2016\)](#), notre modèle peut s'écrire de la manière suivante :

$$y_t - y_{t-1} = \beta_0 + \varepsilon_t + \zeta_1 \varepsilon_{t-1} \quad (2)$$

Ce qui peut également être écrit:

$$\Delta y_t = 0.003912*** + 0.389091*** \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3)$$

R-squared	0.140242
Adjusted R-squared	0.132054
S.E. of regression	0.010390
F-statistic	17.12737
Prob(F-statistic)	0.000000
Durbin-Watson stat	1.967372

<sup>6</sup> Même en utilisant un nombre de retard égal à 1 ou à 2, la probabilité des différents tests demeure supérieure au seuil de 5%.

## 4. Pr vision du taux change nominal EUR/TND

### 4.1. Pr vision *Ex post*

Nous allons g n rer ce qu'on appelle « pr vision *Ex post* <sup>7</sup> ». De ce fait, nous allons pr dire des  $n$  observations, sachant que nous savons exactement leurs valeurs.   partir du graphique 3, la performance du mod le ARIMA (0,1,1) est assez impressionnante puisque les valeurs r elles et pr dites sont  troitement li es. Ce constat est confirm  aussi par des diff rents tests   savoir : l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne (MAE), l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE), et enfin, le crit re U de Theil.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (4)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t| \quad (5)$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \quad (6)$$

Avec  $y_t$  et  $\hat{y}_t$  sont les valeurs actuelles et pr dites   l'instant  $t$  et  $n$  repr sente le nombre d'observations, respectivement. Les statistiques d finies ci-dessus peuvent  tre parfois biais es (Lardic et Priso, 1999). Par cons quent, nous utilisons la statistique de Theil<sup>8</sup> qui se pr sente comme suit :

$$U = \sqrt{\frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n y_t^2} + \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \hat{y}_t^2}}} \quad (7)$$

La statistique  $U$  est comprise entre 0 et 1, Plus les pr visions sont pr cises, plus la valeur de la statistique  $U$  est faible (Lahmiri, 2017). Le tableau 5 rapporte les r sultats des diff rents tests de pr visions. Nous remarquons que le mod le ARIMA (0,1,1) pr sente une bonne capacit  de pr vision puisque les statistiques d'erreurs sont tr s petites (RMSE= 0,02, MAE = 0,01 et MAPE= 0,75). Alternativement, le crit re de Theil t moigne de la qualit  des pr visions ( $U = 0.005 \approx 0$ ).

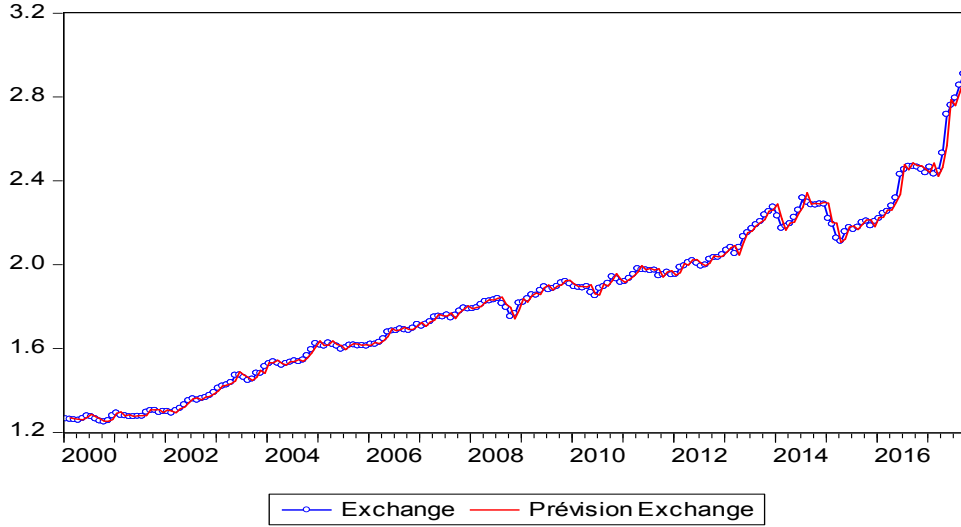
---

<sup>7</sup> Nous utilisons la pr vision statique (one-step) pour la pr vision *Ex post*. En effet, une pr vision statique utilise la valeur r elle plut t que la valeur pr vue pour la variable retard e.

<sup>8</sup> Theil (1958 et 1966) est le premier chercheur   avoir construit des outils statistiques permettant une  valuation scientifique de la pr cision des pr visions.



**Graphique 3. Valeurs actuelles vs valeurs prédites EUR/TND**



**Tableau 5. Diagnostic des prévisions**

RMSE	0.022007
MAE	0.014453
MAPE	0.747279
U	0.005874

#### 4.2. Prévision *Ex ante*

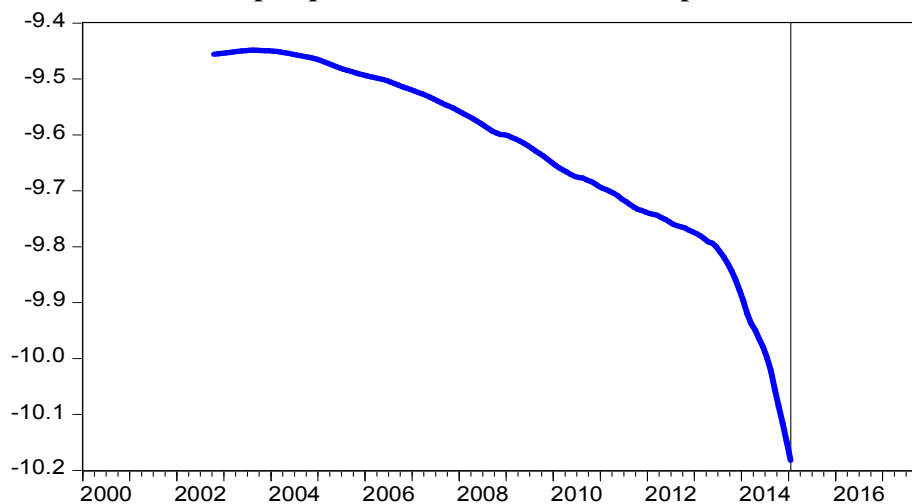
L'objectif principal de notre papier est de prédire l'évolution du taux de change nominal de novembre 2017 à octobre 2018. À ce stade, nous ne connaissons pas les valeurs réelles d'Exchange pour ces points de données. Ceci est généralement appelé « prévision *Ex ante* ». Contrairement à la prévision *Ex poste*, la prévision *Ex ante* nécessite l'utilisation de la prévision dynamique (multi-step). Par ailleurs, pour tenir compte de l'abandon progressif de la politique d'ancrage par rapport au panier de devises, nous avons eu recours au test de [Zivot et Andrews \(1992\)](#), noté ZA. Ces chercheurs ont développé un test de racine unitaire avec une rupture structurelle introduite de façon endogène, c'est-à-dire que le point de rupture (inconnu) est estimé plutôt que fixé. L'hypothèse nulle suppose que la série présente une racine unitaire mais sans aucune rupture. L'hypothèse alternative suppose que la série est stationnaire avec une seule rupture à une date inconnue  $T_b$  ( $1 < T_b < T$ ). Les deux chercheurs proposent, sous l'hypothèse alternative, le modèle suivant :

$$\Delta y_t = \alpha + \beta_t + \theta DT_t + \rho y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \Phi_i \Delta y_{t-1} + \epsilon_t \quad (8)$$

Ce modèle permet d'avoir une rupture dans la tendance.  $DT_t$  est une variable indicatrice qui capte le changement dans la tendance à la date  $T_b$  (Bassil, 2012). Donc, on aura  $DT_t = (t - T_b)$  si  $t > T_b$ , sinon,  $DT_t = 0$ . Les auteurs estiment que la date de rupture  $T_b \in [T_1 ; T_2]$  avec  $T_1 = \lambda * T$  et  $T_2 = (1 - \lambda) * T$  avec  $\lambda$  un réel positif  $\lambda \in [0 ; 1]$ .

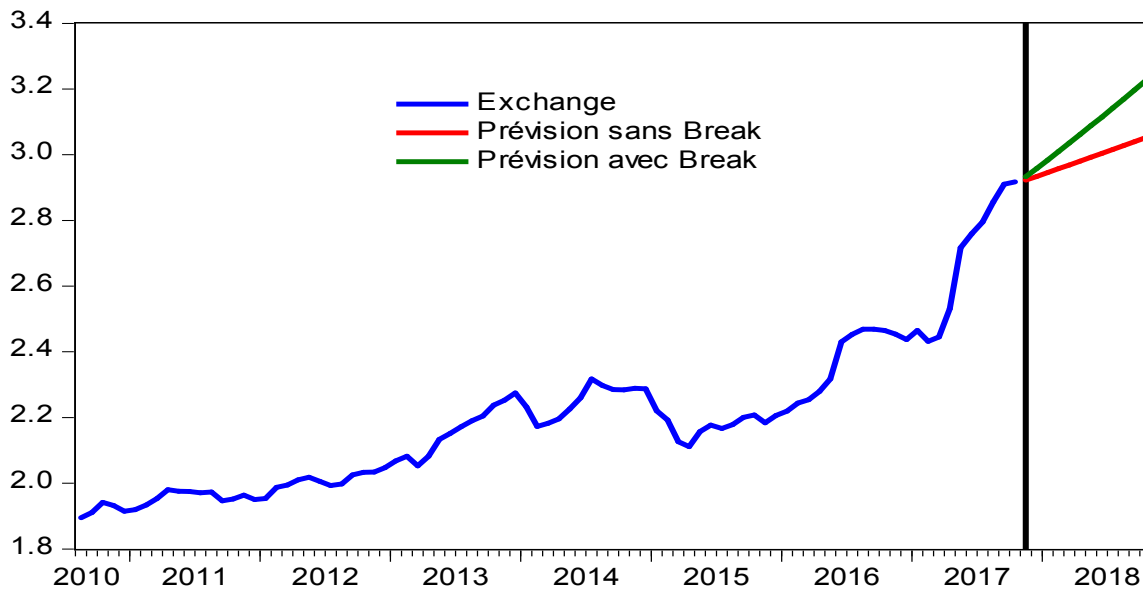
Les résultats montrent que la série Exchange est bien stationnaire en différence première comme démontré par le test ADF et PP. Toutefois la série  $\Delta\text{Exchange}$  (en différence première) admet une rupture endogène dans la tendance en Février 2015. Cette date peut être associée au début de la libéralisation de la devise tunisienne (Cf. graphique 4). Afin de prendre en considération cette rupture, nous allons intégrer la variable muette Break, qui prend la valeur 0 avant Février 2015 et 0 sinon, dans notre modèle.

**Graphique 4. Zivot-Andrew Breakpoints**



D'après le graphique 5, les prévisions du modèle ARIMA (0,1,1) sans break indiquent que le dinar tunisien va se déprécier jusqu'à atteindre la barre de 3.05126 unités pour 1 euro en octobre 2018. Cette dépréciation est d'autant plus importante si on retient le modèle ARIMA (0,1,1) avec break. En effet, les prévisions montrent que la monnaie européenne sera échangée contre 3.22409 dinars en octobre 2018. Cela suggère que si les autorités monétaires tunisiennes n'interviennent pas pour protéger le dinar sur le marché de change, le prix de cette devise demeurera à la baisse. Il faut noter, dans ce cadre, que la baisse de la valeur du dinar est une arme à double tranchant. D'un côté, elle permettrait d'augmenter les exportations et de conserver les réserves en devises (en optant pour le non achat du dinar). Mais d'un autre côté, elle devrait favoriser la hausse des prix des importations et le renchérissement de la dette en monnaie locale.

**Graphique 5. Prédiction sans Break et avec Break**



## 5. Conclusion

Nous nous sommes intéressés dans cet article à prédire les valeurs futures du taux de change EUR/TND, sur la période qui s'étale de novembre 2017 jusqu'en octobre 2018. Pour ce faire, nous avons employé le modèle ARIMA (0,1,1), basé sur les critères de sélection AIC et BIC. La robustesse de ce modèle a été vérifiée par la mobilisation de différents tests. Ainsi, le terme d'erreur est un bruit blanc, le processus résiduel est stationnaire en variance, et la forme fonctionnelle de nos spécifications est correcte. Par ailleurs, les prévisions *Ex post* témoignent de la bonne précision du modèle ARIMA (0,1,1). En effet, l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne (MAE), et le critère U de Theil présentaient des valeurs infiniment petites [0.022007, 0.014453, et 0.005 respectivement].

En ce qui concerne les Prévision *Ex ante*, nous avons utilisé conjointement un modèle sans rupture endogène et un modèle avec rupture endogène. Les résultats indiquent que, si les autorités monétaires optent pour une plus grande flexibilité du taux de change, le dinar tunisien va chuter rapidement face à l'euro (3.22409 dinars pour 1 euro). D'après le rapport du FMI (2017), la fluctuation de la monnaie tunisienne va se traduire par des effets positifs sur la compétitivité-prix et par une correction progressive de la surévaluation réelle du dinar afin de mieux refléter ses fondamentaux macroéconomiques. Néanmoins, ces retombées bénéfiques sont conditionnées par le surcoût dû à l'importation des matières premières et des produits semi-finis.

## Bibliographie

**Adebiyi, A. A., Adewumi, A. O., & Ayo, C. K. (2014).** Comparison of ARIMA and artificial neural networks models for stock price prediction. *Journal of Applied Mathematics*, 2014.

**AKAIKE, H. (1973).** Information Theory as an extension of the maximum likelihood principle, in: B.N. Petrov, F. Csáki (Eds.), *Proceedings of the 2nd International Symposium on Information Theory*.

**Bassil, C. (2012).** Interaction entre racines unitaires et ruptures structurelles. *Revue économique*, 63(1), 93-128.

**Box, G. E., & Jenkins, G. M. (1976).** *Time series analysis: forecasting and control*, revised ed. Holden-Day.

**Charfi, F. M. (2009).** Euro/dollar: quelle stratégie de change pour la Tunisie?. *Revue de l'OFCE*, (1), 85-114.

**de Oliveira Neves, F., Salgado, E. G., & Beijo, L. A. (2017).** Analysis of the Environmental Management System based on ISO 14001 on the American continent. *Journal of Environmental Management*, 199, 251-262.

**Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979).** Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American statistical association*, 74(366a), 427-431.

**Engle, R. F. (1982).** Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 987-1007.

**International Monetary Fund IMF (2017).** Washington, D.C, Country Report No. 17/203.

**Lardic, S., & Priso, A. M. (1999).** Une comparaison des prévisions des experts à celles issues des modèles B VAR. *Économie & prévision*, 140(4), 161-180.

**Lahmiri, S. (2017).** Modeling and predicting historical volatility in exchange rate markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 471, 387-395.

**Lasheras, F. S., de Cos Juez, F. J., Sánchez, A. S., Krzemień, A., & Fernández, P. R. (2015).** Forecasting the COMEX copper spot price by means of neural networks and ARIMA models. *Resources Policy*, 45, 37-43.

**Lee, C. K., Sehwan, Y., & Jongdae, J. (2007).** Neural network model versus SARIMA model in forecasting Korean stock price index (KOSPI). *Issues in Information System*, 8(2), 372-378.

**Ljung, G. M., & Box, G. E. (1978).** On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*, 65(2), 297-303.

**MacKinnon, J. G. (1996).** Numerical distribution functions for unit root and cointegration tests. *Journal of applied econometrics*, 601-618.

**Mills, T. C., & Markellos, R. N. (2008).** *The econometric modelling of financial time series*. Cambridge University Press.

**Phillips, P. C., & Perron, P. (1988).** Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, 75(2), 335-346.

**Putro, S. P., Koshio, S., & Oktaferdian, V. (2016).** Implementation of ARIMA Model to Assess Seasonal Variability Macroinvertebrate Assemblages. *Aquatic Procedia*, 7, 277-284.

- Ramos, P., Santos, N., & Rebelo, R. (2015).** Performance of state space and ARIMA models for consumer retail sales forecasting. *Robotics and computer-integrated manufacturing*, 34, 151-163.
- Ramsey, J. B. (1969).** Tests for specification errors in classical linear least-squares regression analysis. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 350-371.
- Ruby-Figueroa, R., Saavedra, J., Bahamonde, N., & Cassano, A. (2017).** Permeate flux prediction in the ultrafiltration of fruit juices by ARIMA models. *Journal of Membrane Science*, 524, 108-116.
- Schwarz, G. (1978).** Estimating the dimension of a model. *The annals of statistics*, 6(2), 461-464.
- Sen, P., Roy, M., & Pal, P. (2016).** Application of ARIMA for forecasting energy consumption and GHG emission: A case study of an Indian pig iron manufacturing organization. *Energy*, 116, 1031-1038.
- Theil, H. (1966).** *Applied Economic Forecasting*. Chicago, Rand McNally.
- Theil, H. (1958).** *Economic forecasts and policy*.
- Zivot, E., & Andrews, D. W. (1992).** Further evidence on the great crash, the oil-price shock, and the unit-root hypothesis. *Journal of Business & Economic Statistics*, 10 (3), 251–270.